CACiC 2023

CONGRESO ARGENTINO
DE CIENCIAS
DE LA COMPUTACIÓN

9 al 12 de Octubre de 2023

Universidad Nacional de Luján

Luján, Argentina

2023

RedUNCI

Licenciatura en Sistemas de Información

DEPARTAMENTO CIENCIAS BASICAS

UNIVERSIDAD NACIONAL DE LUJÁN

cacic2023.unlu.edu.ar

XXIX Congreso Argentino de Ciencias de la Computación:

Libro de Actas

ISBN 978-987-9285-51-0

Fernández, Juan Manuel
Libro de Actas: XXIX Congreso Argentino de Ciencias de la Computación - CACIC 2023 / Juan Manuel Fernández ; Compilación de Juan Manuel Fernández. - 1a ed. - Luján : Universidad Nacional de Luján, 2024.
Libro digital, PDF

Archivo Digital: descarga y online
ISBN 978-987-9285-51-0

1. Computación. I. Fernández, Juan Manuel, comp. II. Título.
CDD 004.25



El **XXIX Congreso Argentino de Ciencias de la Computación** (**CACiC 2023**) se llevó a cabo, por primera vez en la *Universidad Nacional de Luján*, entre los días ***9 y 12 de octubre de 2023***, en la ciudad de *Luján*, Provincia de Buenos Aires, ***Argentina***.

El evento Nacional de *Ciencias de la Computación* de mayor concurrencia y de alcance federal fue punto de encuentro de investigadores, docentes, estudiantes de grado/postgrado y profesionales en las Ciencias de la Información.

Organizado por la ***Red de Universidades Nacionales con carreras en Informática*** (***RedUNCI***) cubrió diferentes áreas a través de Workshops, coordinados por expertos en los temas del área, donde se presentaron trabajos científicos evaluados por investigadores del país y del exterior que se compilan en el presente Libro de Actas.

Organizaron:

RedUNCI

Licenciatura en Sistemas de Información

DEPARTAMENTO CIENCIAS BASICAS

UNIVERSIDAD NACIONAL DE LUJÁN

https://cacic2023.unlu.edu.ar/

CACiC 2023
CONGRESO ARGENTINO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

Detección de daños con visión artificial en inspecciones marítimas: un mapeo sistemático de la literatura

Hugo Daniel Flores, Carlos Neil

Universidad Abierta Interamericana, Facultad de Tecnología Informática,
Centro de Altos Estudios en Tecnología Informática, Buenos Aires, Argentina
hugodaniel.flores@alumnos.uai.edu.ar; Carlos.Neil@uai.edu.ar

Resumen. *Contexto:* un alto porcentaje de vehículos son transportados vía marítima, donde son manipulados según protocolos específicos. Controlar su estado y detectar posibles daños recae en personal capacitado, lo que genera dificultades al momento de imputar responsabilidades por daños. Para mejorar la eficiencia de estos procesos, la visión artificial se ha consolidado como una alternativa viable para detectar y clasificar daños en distintas industrias. *Objetivos:* analizar el uso de algoritmos de inteligencia artificial para detectar y clasificar daños en la industria marítima. *Método:* se describe detalladamente la creación y ejecución de un protocolo que establece un conjunto de preguntas, así como el procedimiento para realizar la búsqueda bibliográfica y aplicar filtros para identificar los artículos relevantes. Luego, se realiza un análisis profundo para responder las preguntas planteadas en el protocolo. *Resultado:* se ha demostrado que las técnicas de visión artificial basadas en Redes Neuronales Convolucionales son altamente efectivas para implementar soluciones destinadas a la detección y clasificación de daños en esta industria. *Conclusión:* no se han identificado desarrollos tecnológicos similares para detectar y clasificar daños en transporte marítimo automotriz, por lo tanto, es viable explorar alternativas que incluyan técnicas de visión artificial para resolver los problemas planteados en la industria naviera.

Keywords: Daños, Redes Neuronales, Visión Artificial

1. Antecedentes

La producción de daños en unidades automotrices es un tema recurrente en la industria marítima y en particular en la industria automotriz. Los sistemas actuales procesan la información con los lineamientos convencionales relacionados con la aplicación de códigos alfanuméricos para especificar las zonas, las averías y la dimensión de ellas; y desde hace algunos años a esos códigos se han sumado las capturas de imágenes para certificar visualmente los daños. Como resultado de una inspección se generan reportes electrónicos para las empresas que intervienen en un punto de cambio de responsabilidad. Los problemas se presentan cada vez que se detecta un daño y este debe ser imputado a una empresa, lo cual muchas veces no es claro porque el daño puede haber sido provocado no por esa empresa sino por otra empresa en un punto de tránsito previo [1]. Identificar daños sirve para tomar medidas preventivas y también permite definir una estructura de costos para las reparaciones.

Asimismo, existen problemas relacionados con los daños ocurridos en lugares donde la vista humana no llega como pueden ser lugares bajos, o casos donde la luz o las condiciones del tiempo no son favorables para la visión humana. Los lugares donde

se presentan los problemas son en los cambios de responsabilidad: subida a buque, bajada de buque o dentro del buque. Además, es probable encontrar daños en ingreso o salida de puerto; y también pueden producirse daños en estiba en puerto. La importancia del tema en cuestión radica en que la evaluación actual de daños depende de la visión humana y del criterio y experiencia del perito, y los errores resultan sumamente costosos. También se presentan inconvenientes por las demoras en la emisión de informes en tiempo y forma. Toda información relacionada con un daño debe ser documentada para fabricantes, seguros, transportes, puertos y operadores logísticos. Demoras en los procesos administrativos produce demoras en la entrega de productos y pérdidas a las empresas. La utilidad de la solución propuesta produciría mejoras en todo el proceso de control de daños tanto directamente en campo de peritaje, como así también en la búsqueda de información en las bases de datos a través de las interfaces correspondientes. Por lo tanto, la inteligencia artificial (IA) en el procesamiento de imágenes daría mayor precisión en tiempo real y mejoraría la calidad de la información consultada. La utilización de tecnología de smartphones para la captura de imágenes y posterior análisis es de amplia utilización en la mayoría de los procedimientos de inspección. Actualmente toda información colectada es almacenada en bases datos. O sea que el procesamiento inteligente de imágenes sería una herramienta ampliamente utilizada en la automatización de estos procesos industriales, debido a que presenta confiabilidad, eficacia y rapidez en su proceso.

Por lo expuesto, se propone la automatización de inspecciones para detectar y clasificar daños usando visión artificial en dispositivos móviles. El sistema se basaría en un clasificador de imágenes desarrollado con técnicas de aprendizaje supervisado con redes neuronales convolucionales, una de las arquitecturas de aprendizaje profundo más populares, diseñadas para resolver problemas de visión artificial, reconocimiento de patrones y clasificación de imágenes. En la actualidad las inspecciones se desarrollan con celulares y aplicaciones a medida que permiten codificar los daños encontrados y tomar fotos. Hoy en día no se cuenta con información acerca de una herramienta inteligente que permita a los inspectores resolver la problemática de detección de daños. La utilización de celulares en los procesos de revisión con captura de imágenes brinda una alternativa viable para un desarrollo tecnológico móvil inteligente. Además, también se podría considerar la posibilidad de un desarrollo informático para el procesamiento digital de imágenes utilizando los canales convencionales de ingresos de datos.

Para concluir, este trabajo tiene como objetivo realizar un mapeo sistemático de la literatura, con el cual se podrá realizar un análisis de los artículos que incluyan temas acerca de los algoritmos que permiten el reconocimiento y clasificación de daños con visión artificial para diferentes tipos de problemáticas.

2. Preguntas de investigación

Como primera etapa de este mapeo sistemático se definieron las preguntas (P) de investigación siguientes y sus correspondientes motivaciones (M):

Tabla 1: Preguntas guías del mapeo sistemático de la literatura.

PREGUNTAS INVESTIGACION	MOTIVACIÓN
P1: ¿Cuáles son los principales problemas abordados en la detección de daños usando imágenes tomadas desde un dispositivo móvil?	M1: Especificar procesos de inspección donde se brinda solución a problemas de imputabilidad de daños en tiempo real. Reducir costos en proceso de control. Identificar daños en partes de difícil acceso sea por la zona en particular del auto o por las condiciones climáticas.
P2: ¿Qué tipos de imágenes se usan en estudios relacionados con la detección de daños usando imágenes desde celulares?	M2: Determinar qué tipo de herramientas tecnológicas se utilizan en la captura de imágenes y los formatos y tamaños de archivos con los que se realiza el proceso de identificación de daños.
P3: ¿Cuáles son las metodologías usadas en la inteligencia artificial para ayudar a identificar daños en el transporte de autos vía marítima?	M3: Encontrar propuestas referidas a la detección de daños en autos 0 KM que permitan corroborar que la utilización de inteligencia artificial en esta industria es viable.
P4: ¿Cuál es el nivel de madurez de las metodologías encontradas?	M4: Mostrar cuales son los avances de la visión por computadoras en los últimos 12 años.
P5: ¿Cuántas publicaciones se han llevado a cabo durante los últimos 12 años con respecto a la detección de daños en la industria automotriz?	M5: Especificar las cantidades estimadas de investigaciones realizadas en visión artificial en procesos industriales de inspección marítima de autos en los últimos 12 años.
P6: ¿Cuáles son los algoritmos más usados en cada categoría?	M6: Identificar los algoritmos y los enfoques más usados en visión artificial para detectar y clasificar daños en el transporte marítimo de autos 0 KM.

3. Método de revisión

Este trabajo fue realizado con una metodología de Mapeo Sistemático de la Literatura que permite hacer una búsqueda amplia de información sobre uno o varios temas específicos a través de artículos científicos. Como primer paso se identificó una problemática la cual se convirtió en un tema de investigación y discusión bien sustentada del estado del arte. También se combinaron diferentes facetas del esquema para responder preguntas de investigación más específicas. Una vez terminada la búsqueda se realizó la conclusión de los resultados logrados. Siguiendo el proceso de mapeo sistemático propuesto por [2] se trabajó en esta búsqueda a partir de las 4 etapas básicas: Especificar Preguntas de Investigación, Definir Protocolos de Revisión, Ejecutar Búsquedas y finalmente la Conclusión del Estudio.

3.1 Fuentes

Para obtener la totalidad de los artículos para este mapeo sistemático de la literatura se utilizaron fuentes electrónicas masivas, es decir bases de datos que exponen documentos de diversos temas de investigación. Esto se decidió así debido a que no

existen repositorios o webs especializadas en la temática aquí tratada. Por este motivo se seleccionaron algunas de las más populares y pobladas fuentes de artículos relacionados con la aplicación de algoritmos utilizados para detectar y clasificar daños con visión artificial, como lo son: SEDICI, IEEE Xplore Digital Library, ACM Digital Library y Science Direct.

3.2 Definición de términos

Siguiendo la metodología propuesta, se definió una cadena de búsqueda (CB) que permitió obtener artículos que se utilizaron para realizar un mapeo sistemático. Primero, se creó la cadena de búsqueda basándose en tres términos principales (TP): CB1 (computer vision AND neural network AND damage detection). Si bien la búsqueda realizada con la aplicación de los términos principales arrojó los resultados esperados se pudo ampliar la lista de artículos con la implementación de los términos alternativos (TA): CB2 (computer visión OR artificial intelligence) AND (neural network OR convolutional neural network OR deep learnig OR machine learning) AND (damage detection). Como consecuencia que el desarrollo informático propuesto es para la utilización de una tecnología aplicada a la solución de problemas en una industria específica, se ha incluido entre las palabras principales “damage detection” y eso ha reducido en gran medida la lista de artículos encontrados.

3.3 Criterios de inclusión y exclusión

Luego de ejecutados los comandos de búsquedas se procedió a aplicar los criterios de inclusión (CI) y exclusión (CE). El paso necesario una vez obtenidos los artículos de las bases de datos es seleccionar los que aportan información para responder a las preguntas planteadas en el trabajo y descartar el resto. Este proceso fue iterativo y por cada artículo se aplicaron las diferentes reglas de selección. Cabe destacar que en este punto se seleccionaron un conjunto de artículos relevantes pero que fueron analizados en profundidad en la próxima sección cuando se aplican los filtros que son basados en los criterios aquí establecidos. Para completar la selección se aplican CI y CE:

Tabla 2: Criterios de inclusión y exclusión.

CRITERIOS DE INCLUSION
CI1: Estudios en inglés y español. publicados en el periodo comprendido entre 2010 y 2022.
CI2: Estudios relacionados con la detección y clasificación de daños.
CI3: Campo de investigación: ingeniería informática.
CI4: Tipo de documento: documento de conferencia y artículo.
CI5: Artículos científicos que se relacionen directamente con la detección y clasificación de daños y utilicen algoritmos de IA, y que tengan como enfoque la visión por computadora.
CRITERIOS DE EXCLUSION
CE1: Estudios que no se basen en el uso de imágenes, publicados previamente al 2010.
CE2: Se descartan las publicaciones que no usen algoritmos para la identificación, clasificación y reconocimiento de patrones de imágenes.

4. Búsqueda de trabajos

Para la obtención de los artículos se siguió un procedimiento de cuatro pasos. El punto de inicio fue la definición de las preguntas de investigación, creación de la cadena de búsqueda y de los CI y CE para la selección de los artículos. Posteriormente se realizó la búsqueda de trabajos en cada una de las bases de datos dando por resultado SEDICI: 197 art., IEEE Xplore Digital Library: 106 art., ACM Digital Library: 20 art., y Science Direct: 186 art. Luego, sobre esta cantidad de trabajos se aplicaron CI y CE. Este paso fue iterativo y constó de dos etapas: primer filtro y segundo filtro. Para el primer filtro se analizaron el título, abstract y keywords quedando 91 art. En segunda instancia también se tuvo en cuenta la introducción y la conclusión dando por resultado un total de 41 art. que son los utilizados para este trabajo. Además, dentro de la clasificación de artículos interesantes para este mapeo sistemático se fueron identificando los estudios relacionados con la problemática central de daños en autos y por otro lado los trabajos referidos específicamente a la utilización de Redes Neuronales Convolucionales (RNC). Finalmente, para profundizar en el resultado de esta revisión se han incluido artículos donde se aplican más de una técnica de inteligencia artificial para detectar y clasificar daños.

5. Síntesis de datos extraídos

La búsqueda y selección de trabajos permitió obtener un conjunto que representa la tendencia dentro del tema investigado en el periodo establecido en el protocolo. Esto facilitó la extracción de información, identificando técnicas y tecnologías más usadas con el fin de responder a las preguntas de investigación. A continuación, se exponen sintéticamente los resultados de este mapeo sistemático de la literatura.

P1: ¿Cuáles son los principales problemas abordados en la detección de daños usando imágenes tomadas desde un dispositivo móvil? Optimizar procesos de inspección y detectar y clasificar daños en tiempo real son los objetivos para cumplir por las diferentes industrias en los textos analizados, y al igual que la reducción de los costos; estos son logrados con la utilización de visión por computadora. En función de los resultados principales obtenidos por este estudio se puede inferir que los problemas que abordan la detección de daños con imágenes tomadas por celulares se encuentran en las industrias de transporte [3], [4], [5] y [6] y de alimentación [7]. Mientras que otros tipos de estudios que han utilizado redes neuronales para la detección de daños son abordados en los servicios de seguros [8], [9], [10], [11], [12], [13], [14] y [15], en alimentación [16], en medio ambiente [17], en comunicación [18], en construcción [19] y en la industria automotriz [20]; todos ellos han utilizado buscadores de internet y repositorios para entrenar los modelos propuestos. Y para seguir con el análisis de los resultados sobre los problemas abordados utilizando dispositivos digitales específicos (cámaras, filmadoras, etc.) para la captura de imágenes se pueden detallar en la industria del transporte [21], servicios de seguros [22], en alimentación [23], [24], [25], [26], [27], [28], [29], [30], [31] y [32], en medio ambiente [33], [34] y [35], en la industria de la construcción [36], en medicina [37] y [38], y en la industria automotriz [39]. Finalmente, para concluir con este ítem se pueden mencionar los artículos donde no se han realizado especificaciones acerca de los recursos utilizados para el entrenamiento

de los algoritmos: industrias del transporte [40], alimentación [41], paleontología [42] y en la industria automotriz [43].

P2: ¿Qué tipos de imágenes se usan en estudios relacionados con la detección de daños usando imágenes desde celulares? Más del 50% de los estudios primarios contaron con sistemas de captura digital como cámaras, filmadoras o sistemas específicos de toma de imágenes o buscadores y repositorios en línea. Cuatro estudios utilizaron smartphones para la captura de imágenes. Y solo hay 1 estudio donde se pudo ver que se usaron tanto celulares como archivos descargados de internet para lograr los objetivos propuestos. Del análisis de las fuentes de producción de imágenes, se puede deducir que de los 41 estudios primarios obtenidos 13 utilizaron bases de datos de buscadores y repositorios online y 19 artículos mostraron como fuente de datos sistemas digitales como cámaras, filmadoras y equipos especiales. Y finalmente se pudo verificar que 4 trabajos no hacen referencia a las fuentes con las que trabajaron en sus respectivos proyectos.

P3: ¿Cuáles son las metodologías usadas en la inteligencia artificial para ayudar a identificar daños en el transporte de autos vía marítima? Puntualmente este tipo de metodología para detectar daños en la industria marítima en el transporte de autos no se aplica en la actualidad. Aunque si se han encontrado dentro de este estudio técnicas de inteligencia artificial para resolver el problema de la detección de daños con visión artificial en autos. Estos artículos se refieren a la producción e identificación de daños en servicios de seguros y de transportes. A continuación, se detallan los artículos:

Tabla 3: Técnicas de inteligencia artificial que aportan soluciones a esta temática.

ART.	SOL.	APORTE
[8]	RNC	Evaluación de daños en autos con redes neuronales convolucionales para detectar daños destinado especialmente a empresas aseguradoras.
[9]	RNC	Modelo de inspección de vehículos automático usando un enfoque de aprendizaje profundo para la agilización de procesos de reclamos de seguros.
[10]	RNC	Clasificador de daños en autos utilizando un modelo de aprendizaje profundo para optimizar procesos de reclamos de seguros.
[11]	RNC	Detección y análisis de daños en autos usando algoritmos de aprendizaje profundo destinado a los reclamos de seguros en forma oportuna.
[12]	RNC	Detección de daños en autos usando aprendizaje profundo para tramitación de seguros por accidentes de tránsito.
[13]	RNC	Evaluación de daños en autos para mejorar procesos de reclamos en seguros.
[14]	RNC	Prevención de daños usando redes neuronales convolucionales y visión por computadora para facilitar reclamos de seguros por accidentes de tránsito.
[22]	RNC	Reconocimiento de superficies de partes de autos dañados en tiempo real usando una herramienta de aprendizaje profundo destinado a la evaluación de datos para reclamo de seguros.
[15]	YOLO	Detección y clasificación de daños en vehículos usando procesamiento de imágenes para automatización de reclamos de proveedores de seguros.
[7]	RNC	Redes neuronales convolucionales para la detección de daños en vehículos destinado al sistema de transporte con movilidad compartida.

P4: ¿Cuál es el nivel de madurez de las metodologías encontradas? Se presentan grandes avances en la tecnología de visión por computadora. Los campos en

los que más se encontraron trabajos de investigación relacionados con esta problemática es la de servicios de seguros (9 art.) donde son ampliamente utilizadas las RNC y YOLO. En el área de la alimentación (13 art.) también hay utilización de RNC y YOLO, pero además se suman la utilización de técnicas de Redes Neuronales Artificiales (RNA) solamente, y también se muestran trabajos de aplicaciones comparativas entre RNC y Vectores de Fisher o Máquinas de Soporte Vectorial (MSV). Los estudios se refieren a identificación de productos, detección de enfermedades de cultivos y 1 particular aplicado al análisis de cortes de carne vacuna. Otra área donde también se utilizan RNC y YOLO es en el de transporte (6 art.) y también se encuentran algunas aplicaciones de RNA solamente. Aquí los estudios también tienen por objetivo solucionar problemas de detección de daños, y además se utilizan estas tecnologías para el reconocimiento de patentes de autos. En cuanto a las industrias de la construcción (2 art.) y las comunicaciones interpersonales (1 art.) se puede ver la utilización de RNC para dar respuesta a las problemáticas asociadas a la detección de roturas de hormigón y el intercambio de mensajes de señas. En medio ambiente (4 art.) se puede observar la utilización de RNC, RNA, MSV, Red Neuronal Feed-Fordward Backpropagation y Red Bayesiana para el cuidado de bosques, calidad de fibras textiles y prevención de incendios forestales. Y en medicina y paleontología (3 art.) se ve el uso de RNC, MSV, RNA y Redes Bayesianas. En medicina el objetivo era detectar enfermedades y en paleontología tenían como propósito dar soporte para el posicionamiento de partes fósiles. Finalmente, en la industria automotriz se observan 3 art. donde se usan RNC para detectar y clasificar daños, MLP (MultiLayer Perceptron) para hacer medición entre vehículos en circulación, y un sistema de barrido de iluminación construido a la salida de fábrica de producción de autos para detectar daños en diferentes zonas.

P5: ¿Cuántas publicaciones se han llevado a cabo durante los últimos 12 años con respecto a la detección de daños en la industria automotriz? A partir del año 2015 se muestra un incremento notorio de las investigaciones realizadas en visión por computadora en procesos industriales. En el caso de publicaciones para solucionar problemas de la industria automotriz con la detección de daños se encontraron 1 estudio en 2012 [43] y 2 estudios entre 2019 [39] y 2020 [20]; pero esa cantidad de trabajos podría ser ampliada si se consideran los trabajos de servicios de seguros para resolver problemas relacionados con autos y la producción de daños, o sea que podrían sumarse 9 estudios más relacionados con esa industria (4 en 2019 [10], [11], [12], [14]; 1 en 2021 [8] y 4 en 2022 [9], [13], [7], [22]).

P6: ¿Cuáles son los algoritmos más usados en cada categoría? En el enfoque de visión por computadora entre los algoritmos más usados para esta investigación se encontraron los algoritmos CNN (Convolutional Neural Network, 56,10%), ANN (Artificial Neural Network, 17,07%), YOLO (You Only Look Once, 7,32%) y CNN junto a Support Vector Machines (4,88%). Finalmente, en la misma proporción CNN más Vectores de Fisher (2,44%), ANN más SVM (2,44%), Red Neuronal Feed-Fordward Backpropagation, Red Bayesiana y SVM (2,44%), ANN más Redes Bayesianas (2,44%), MLP (2,44%) y Barrido de iluminación (2,44%). En el rubro que interesa a este trabajo de investigación el algoritmo más usado en la industria automotriz para clasificar y detectar daños en diferentes zonas es el de CNN, 56,10%. Si bien los artículos encontrados no se refieren directamente a la solución de la problemática planteada en el transporte de autos por buque, si es importante mencionar que esta revisión de la literatura ha dado una cuota de seguridad para iniciar un proyecto con la

aplicación de RNC para resolver los problemas referidos a los procesos de inspección inteligentes en la industria marítima.

6. Conclusiones

Se han logrado presentar los resultados de un estudio de mapeo sistemático para revisar el estado del arte de la inteligencia artificial en la industria marítima. Si bien el estudio ha cumplido las expectativas no ha logrado evidenciar desarrollos tecnológicos de estas características en la industria automotriz específicamente en el transporte marítimo, pero ha servido para concluir que el aprendizaje supervisado con técnicas de visión artificial podría dar respuesta a la detección de daños con dispositivos móviles en la industria marítima y en este caso puntual al transporte de autos. Si bien sirvió este estudio para justificar la utilización de RNC para clasificar y detectar daños y su responsabilidad, también ha sido de mucha utilidad relevar datos que muestran el bajo número de desarrollos tecnológicos en la industria de autos, específicamente en la logística necesaria para distribuir la producción. Entre los principales problemas abordados en la detección de daños usando imágenes tomadas desde un dispositivo móvil se pueden mencionar los referidos a la optimización de procesos de inspección, la imputación en tiempo real de daños, y la reducción de costos por reparaciones como así también la identificación de daños en sectores de difícil acceso y bajo condiciones de trabajo adversas.

Por último, la captura de imágenes para un desarrollo tecnológico en función de esta revisión de la literatura puede ser viables a través de smartphones debido a la madurez que ha tenido esta tecnología en los últimos años y a la versatilidad de los algoritmos de inteligencia artificial para procesar las características de las imágenes tomadas. Se presentan grandes avances en la tecnología de visión por computadora en los últimos 12 años y a partir del año 2015 se muestra un incremento notorio de las investigaciones realizadas. En el enfoque de visión por computadora entre los algoritmos más usados se encontraron los algoritmos CNN, ANN, YOLO y SVM.

Referencias

1. H. Flores, R. Garcia Martinez, E. Fernandez, H. Merlino, D. Rodrguez, and P. Britos: Detección de Patrones para la Prevención de Daños y/o Averías en la Industria Automotriz. In XV Congreso Argentino de Ciencias de la Computación, 2009, pp. 1021-1030.
2. Barbara Kitchenham, Rialette Pretorius, David Budgen, O. Pearl Brereton, Mark Turner, Mahmood Niazi and Stephen Linkman: Systematic literature reviews in software engineering - A tertiary study, In Information and Software Technology, Vol. 52 pp. 792–805. Elsevier, March 2010.
3. L. Zhang, F. Yang, Y. Daniel Zhang and Y. J. Zhu: Road crack detection using deep convolutional neural network. In Proceedings International Conference on Image Processing ICIP, vol. 2016 August, pp. 3708–3712, August 2016.
4. K. Doshi and Y. Yilmaz: Road Damage Detection using Deep Ensemble Learning. In Proceedings 2020 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2020, pp. 5540–5544, December 2020.

5. R. Vishwakarma and R. Vennelakanti: CNN Model Tuning for Global Road Damage Detection, Proceedings 2020 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2020, pp. 5609–5615, December 2020.
6. L. B. Córdova and M. P. Periche: Detección de plaga cogollero (Spodoptera frugiperda) mediante un sistema de reconocimiento de imagen en cultivo de maíz, Tambogrande Piura 2021. B.S. thesis, Universidad Cesar Vallejos, Piura, Perú, 2022. June 05, 2022.
7. R. E. van Ruitenbeek and S. Bhulai: Convolutional Neural Networks for vehicle damage detection. In Machine Learning with Applications, vol. 9, p. 100332, September 2022.
8. H. Bandi, S. Joshi, S. Bhagat, and A. Deshpande: Assessing Car Damage with Convolutional Neural Networks. In Proceedings International Conference on Communication, Information and Computing Technology, ICCICT 2021, 2021.
9. M. M. Fouad, K. Malawany, A. G. Osman, H. M. Amer, A. M. Abdulkhalek and A. B. Eldin: Automated vehicle inspection model using a deep learning approach. In J Ambient Intell Humaniz Comput, 2022.
10. D. Parra and A. E. Gonzalez: Car Damage Assesment. In College of Engineering and Computer Science UTRGV Edinburg, Texas, USA, 2019.
11. Rakshata P, Padma H V and Pooja M: Car Damage Detection and Analysis Using Deep Learning Algorithm For Automotive. In International Journal of Scientific Research & Engineering Trends, Volume 5, Issue 6, Nov-Dec-2019, ISSN: 2395-566X, 2019. December 20, 2022.
12. M. Aqeel Arshad: Car Damage Detection using Machine Learning. In IJARCCE International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, vol. 10, 2021.
13. V. Agarwal, U. Khandelwal, S. Kumar and R. Kumar: Damage Assessment of a vehicle and Insurance Reclaim. In 2022I JCRT, Volume10, Issue, April 2022, ISSN:2320-2882, 2022. December 20, 2022.
14. Sharma A., Verma A. and Gupta D.: Preventing Car Damage using CNN and Computer Vision. In International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE), ISSN: 2278-3075. Volume-9 Issue-1, November 2019.
15. A. K. Kumar L.: Vehicle Damage Detection and Classification Using Image Processing. In International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology IJARSCT, vol. 2, no. 9, 2022.
16. N. Fabián, P. Fuentes, G.: Profesor, D. de Postgrado and U. de Concepción: Visión por computadora para el manejo de plagas y enfermedades en cultivos de papa. M.S. tesis, Universidad de Concepción, Concepción, Chile, 2021. June 05, 2022.
17. H. Kibriya, I. Abdullah and A. Nasrullah: Plant Disease Identification and Classification Using Convolutional Neural Network and SVM. In Proceedings 2021 International Conference on Frontiers of Information Technology, FIT 2021, pp. 264–268, 2021.
18. Marcos Joel Vásquez Soto: Aplicación móvil basado en el reconocimiento de imágenes para apoyar el aprendizaje del lenguaje de señas de gestos estáticos en el Perú. B.S. thesis, Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo, Chiclayo, Perú, 2021. June 05, 2022.
19. P. Kumar, A. Sharma and S. R. Kota: Automatic Multiclass Instance Segmentation of Concrete Damage Using Deep Learning Model. In IEEE, vol. 9, pp. 90330–90345, 2021.
20. Neriman YARAŞ: Vehicle type classification whith deep learning. B.S. thesis, İzmir Institute of Technology, Izmir, Turquía, 2020.
21. Jun Lu, Bo Liang, Qujiang Lei, Xiuhao Li, Junhao Liu, Ji Liu, Jie Xu and Weijun Wang: SCueU-Net: Efficient Damage Detection Method for Railway Rail. In IEEE, vol. 8, pp. 125109–125120, 2020.
22. M. Parhizkar and M. Amirfakhrian: Recognizing the Damaged Surface Parts of Cars in the Real Scene Using a Deep Learning Framework. In Math Probl Eng, vol. 2022, 2022.

23. C. Lema Mercedes Azucena and Tumbaco Sango Jenny Celia: Aplicación móvil para clasificación automática de malas hierbas en imágenes usando aprendizaje profundo. B.S. thesis, Universidad Técnica de Cotopaxi, Latacunga, Ecuador, 2020. June 04, 2022.
24. S. Bobde, S. Jaiswal, P. Kulkarni, O. Patil, P. Khode and R. Jha: Fruit Quality Recognition using Deep Learning Algorithm. In 2021 International Conference on Smart Generation Computing, Communication and Networking, SMART GENCON 2021, 2021.
25. E. Ennadifi, S. Laraba, D. Vincke, B. Mercatoris and B. Gosselin: Wheat Diseases Classification and Localization Using Convolutional Neural Networks and GradCAM Visualization. In 2020 International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision, ISCV 2020, June 2020.
26. Javier Berger, Alejandro Tamada and Rafael Feltan: Aplicación móvil para la identificación de variedades de Manihot esculenta Crantz cultivadas en Misiones mediante técnicas de deep learning. In 48JAIIO, Congreso Argentino de AgroInformática, 2022, ISSN: 25250949, pp. 104 – 115. July 29, 2022.
27. Ulises Bussi, Giselle Mazzarello, Marta Ochoa, Fabián Sanfilippo and Damián Oliva: Implementación de un sistema de análisis de cortes vacunos basado en redes neuronales. In ASAI 2015, 16º Simposio Argentino de Inteligencia Artificial, 2015. July 29, 2022.
28. Schneider Gerardo E., Solano Agustín, Kemerer Alejandra and Hadad Alejandro: Gestión y procesamiento de imágenes aéreas de caña de azúcar. In XVII Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación (Salta, 2015). July 29, 2022.
29. Favret, Fabián, Eckert, Karina, Felten, Analía and Sanderg, Gabriela: Reconocimiento de patrones mediante redes neuronales para la determinación del nivel de contenido de palo en la yerba mate. In XVII Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación (Salta, 2015). July 29, 2022.
30. N. L. Grisales: Identificación y conteo de insectos (mosca blanca, trips y minador de hoja) capturados en trampa adhesiva mediante visión e inteligencia artificial. Caso Flores El Trigal. B.S. thesis, Universidad EIA Ingeniería Mecatrónica, Envigado, Colombia, 2020. June 04, 2022.
31. Redolfi, Javier A., González Dondo, Diego, Pucheta, Julián Antonio and Canali, Luis R.: Clasificación de variedades de semillas de trigo usando visión por computadora. In VIII Congreso Argentino de AgroInformática (CAI-2016) - JAIIO 45 (Tres de Febrero, 2016), 2016. July 29, 2022.
32. N. E. Villafuerte: Diagnóstico automatizado para la clasificación de café trillado con broca mediante procesamiento de imágenes con Deep Learning. B.S. thesis, Universidad Peruana Unión, Perú, 2019. June 05, 2022.
33. Constable, Leticia, Arcidiácono, Marcelo, Vázquez, Juan C. and Picco, Juan: Tratamiento de Imágenes de Fibras Animales. In XV Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación, 2013. July 29, 2022.
34. Cardenas, Marina E., Medel, Ricardo, Castillo, Julio J., Vázquez, Juan C. and Casco, Osvaldo: Modelos de aprendizaje supervisados: aplicaciones para la predicción de incendios forestales en la provincia de Córdoba. In XVII Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación (Salta, 2015), 2015. July 29, 2022.
35. Davila Garcia and Jorge Rodrigo: Sistema experto con visión artificial para la identificación de insectos descortezadores en especies de pino de los estados forestales más importantes de México. M.S. thesis, 2019, Universidad Autónoma del Estado de México. June 05, 2022.
36. Colpari Pozzo and Mauricio Henry: Uso de inteligencia artificial para la detección automatizada de fisuras en estructuras de hormigón armado. M.S. thesis, Pontificia Universidad Católica de Chile, Escuela de Construcción Civil, Chile, 2020. June 05, 2022.
37. J. Islam and Y. Zhang: Early diagnosis of alzheimer's disease: A neuroimaging study with deep learning architectures. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, vol. 2018-June, pp. 1962–1964, December 2018.

38. N. Chakrabarty and S. Chatterjee: An Offbeat Technique for Diabetic Retinopathy Detection using Computer Vision. In 2019 10th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies, ICCCNT 2019, July 2019.
39. M. Amine and K. Djoudi: Vehicles detection using the MLP and the correlation measurement. In 2019 International Conference on Advanced Electrical Engineering, ICAEE 2019, November 2019.
40. Gazcón, Nicolás Fernando, Chesñevar, Carlos Iván and Castro, Silvia Mabel: Intelligent Template Matching: un nuevo acercamiento para reconocimiento automático de patentes argentinas. In XVII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación, 2011. July 29, 2022.
41. Andres Camilo Rincon Caballero and Maryury Julietth Rodriguez Calderon: Iacultivar: aplicación móvil con reconocimiento de imágenes para la detección y prevención de la monilla en el cultivo del cacao. B.S. thesis, Universidad Autónoma de Bucaramanga, Bucaramanga, Colombia, 2020. June. 04, 2022.
42. Cintas Celia, Delrieux Claudio, Bianchi Gloria Susana and Defossé, Nahuel: Procesamiento inteligente de imágenes: Posicionamiento de vértebras mediante Landmarks y Redes Neuronales. In XIV Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación, 2012. July 29, 2022.
43. J. Tornero, L. Armesto, M. C. Mora, N. Montés, A. Herráez and J. Asensio: Detección de defectos en carrocerías de vehículos basado en visión artificial: Diseño e implantación. In Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial (RIAI), vol. 9, pp. 93–104, 2012.